ChinaXiv合作期刊

人工智能在21世纪水与环境领域应用的问题及对策

王 旭[1,2*]　王钊越[1]　潘艺蓉[1,3]　罗雨莉[1,3]　刘俊新[1]　杨 敏[4*]

1 中国科学院生态环境研究中心 环境水质学国家重点实验室 北京 100085
2 中国科学院生态环境研究中心（义乌）长三角中心 义乌 322000
3 中国科学院大学 资源与环境学院 北京 100049
4 中国科学院生态环境研究中心 饮用水科学与技术重点实验室 北京 100085

chinaXiv:202303.08927v1

摘要　水，是维系人类经济社会与自然生态系统可持续发展的重要资源。近半个世纪以来，因人口增长、人类活动加剧与气候变化等系列因素驱动，水安全已成为全球重要议题。其中，为所有人提供水和环境卫生并对其进行可持续管理，已被列为联合国面向2030年的全球可持续发展目标之一；但是，如何构建行之有效的实施路径和解决方案依旧面临诸多挑战。人工智能技术的飞速发展，为实现这一宏伟目标提供了新的思路与方法。文章结合联合国全球可持续发展总体目标6"清洁饮水和卫生设施"的核心内涵与进程难点，分析和总结人工智能在水与环境领域的应用现状及效应，探讨利用人工智能落实水与环境可持续发展过程中待解决的核心关键问题，并对水与环境领域和人工智能领域的融合创新和协同发展方向进行展望。

关键词　可持续发展目标，水安全，水环境，水系统，可持续管理，人工智能

DOI　10.16418/j.issn.1000-3045.20200530001

水，是人类赖以生存和发展的重要资源。可持续的水资源、水环境和水生态关乎人类健康与经济繁荣。但近半个世纪以来，人口增长、人类活动加剧与气候变化等一系列因素使然，水安全问题已成为全球性重要议题[1]。2015 年 9 月，联合国可持续发展峰会正式通过《2030 年可持续发展议程》，包含 17 个可持续发展目标（SDGs），并呼吁各国和各地区通力合作，促进科技创新，为落实 SDGs 探索有效的实施路径和解决方案[2]。其中，SDG 6 为"清洁饮水和卫生设施"（Clean Water and Sanitation），旨在"为所有人提供水和环境卫生并对其进行可持续管理"。近年来，人工智能（AI）技术的飞速发展[3]，为实

*通讯作者

资助项目：国家优秀青年科学基金（51922013），北京市高层次创新创业人才支持计划（2017000021223ZK07），中国科学院青年创新促进会人才专项（2016041）
修改稿收到日期：2020年8月26日

ChinaXiv合作期刊

chinaXiv:202303.08927v1

现 SDG 6 提供了新的思路和手段。本文结合 SDG 6 的核心内涵和进程难点，分析总结 AI 在 SDG 6 相关领域的应用现状及效应，探讨利用 AI 推进 SDG 6 进程中亟待解决的关键问题，为水与环境领域和 AI 领域的技术创新及协同发展提供科学建议。

1 SDG 6 的核心内涵与进程难点

1.1 SDG 6 内涵的进步性

水是保障人类经济社会与自然生态系统健康发展的关键资源。SDG 6 是 SDGs 的重要组成部分，也是实现其他 16 个 SDG 的核心基础（图 1）。SDG 6 共包含了 8 个具体目标和 11 项监测指标，涵盖了水资源、水环境、水生态、水设施及与水科技相关的国际合作等多个主题[4]。SDG 6 是基于联合国千年发展目标（MDGs）历史实践经验及对未来水安全更高期望而提出的更为全面、系统和深具前瞻性的发展新框架。

总体而言，SDG 6 内涵的进步性主要体现在 4 个方面。① 更注重目标落实的公平性。SDG 6 的目标，由 MDGs 的“全球无法获得水与环境卫生服务的人口减半”转向“为所有人提供水和环境卫生并对其进行可持续管理”，并提出平等对待妇女和儿童等弱势群体对清洁饮水与环境卫生的需求，以及帮助发展中国家开展水与环境领域的能力建设。② 更强调水循环管理的系统性和整体性。SDG 6 已经明确要求提高水资源的利用效率，在用水过程中强化资源能源回收与安全循环，减少污水和废水排放对水环境和水生态的不利影响，确保供水安全。③ 更关注与人类活动相关的水安全危机。水污染频发、水资源短缺、水生态退化等与人口增长和人类活动加剧相关的水与环境可持续发展的挑战，成为 SDG 6 的重点关注对象。④ 更重视跨国界、多系统及不同部门间协作对水资源和水系统集成管理的重要性及其利益平等性的实现。SDG 6 对强化跨界流域水生态完整性保护，促进多系统、多行业、多部门对水资源利用与再生循环的协同管理提出了更高的要求。

1.2 落实 SDG 6 的挑战

SDG 6 为 2030 年全球水与环境可持续发展指明了清晰方向，但也面临着新挑战。目前，各个国家和地区的发展阶段，及不同国家和地区在水与环境领域的科技水平均存在不同程度的差异，使得 SDG 6 内部不同具体目标之间及其与其他 SDGs 之间存在着相互增强或制约的复合关系[5-7]。因此，系统性认识 SDG 6 在落实过程中遇到的困难，并以此为攻坚方向，因地制宜地提出解决路径和方案，是世界各国、各地区共同实现 SDG 6 的重要基础。具体的，SDG 6 在落实过程中正面临 3 个方面挑战。

（1）数据监测与分析评估手段不足，严重制约了联合国组织及各国、各地区对水与环境卫生真实现状和发展成效的全面掌握。对 SDG 6 各个具体目标的有效度量和监测是保障实现水与环境可持续发展的



图 1　联合国可持续发展目标 6（SDG 6）与其他 16 个目标

ChinaXiv合作期刊

chinaXiv:202303.08927v1

重要环节。截至 2019 年，SDG 6 的 11 项监测指标中仍有 4 项多数国家未能定期提供监测数据[8]。当前，对 SDG 6 各个具体目标的度量和监测主要依赖统计或普查数据[9]。前者常因城市和农村区分不明确等因素而导致统计数据缺乏代表性和空间解析能力[10]；后者则受普查工作的人工和时间成本限制，所得数据的实时性不佳、不确定性大，数据代表性极为有限[11]。因此，科学评估 SDG 6 进程，急需发展长时序、多尺度、多维度、高分辨率的数据监测与指标模型化手段。

（2）水循环系统构建、监控、模拟、评估和整体优化调控的困难。完整的水循环系统涉及地表水、地下水、雨水及城镇供水排水系统等多个自然和人工水单元过程，是复杂、多样、动态和相互联系的庞大体系[12]，而水系统工程的传统研究思路和管理模式则较为封闭和单一；此外，世界各国和各地区在相关领域的科技能力也存在差异，这使得水循环系统的构建、监控、模拟、评估和整体优化调控遇到极大的挑战[13,14]。如何突破传统的封闭式研究思路和模式，打造开放式的水科技创新生态，突出学科交叉融合和国际科技合作，是实现水资源与水系统集成管理的核心科学问题。

（3）水环境与水生态风险的复杂性。随着工业化快速发展及人类消费需求的扩大化和多元化，水中污染物呈现种类愈发复杂和时空变化相异的特征，水环境与水生态风险普遍提高[15-17]。如何从极其复杂、多变的水系统中快速识别、深入认知和高效解决复合污染及风险，是发展健康、可持续、高弹性未来水系统亟待解决的关键技术难点。

2 AI在水与环境领域的研究及应用现状

AI 是计算机科学的一个分支，它是研究和开发用于模拟、延伸和拓展人类智能的理论、方法、技术及应用系统的一门新的技术科学[18]。近年来，随着计算机算力的大规模发展及算法的不断突破，AI 得到了快速发展，这为水环境污染防控、水质安全保障、涉水设施优化重构及流域生态系统管理等技术的研发和创新提供了强大的工具。梳理和总结国内外近 10 年相关文献发现，AI 技术主要在 4 个方面的研究和应用中发挥重要作用。

2.1 水环境污染识别与风险响应

识别和响应水污染事件是高效防控水环境污染的重要前提，也是供水安全的基础保障。

（1）水质指标建模与数据融合。AI 在水质指标模型化及多维时空数据融合等方面的应用实践，为提升水污染的研判能力和防控水平创造了新机遇（图 2）。例如，利用人工神经网络自适应选择方法，以水质遥感和检测数据为特征，可实现非线性水质指标模型的构建和应用，为水体水质管理与数字规划提供必要的基础数据[19]。融合神经网络、支持向量机、分类回归树等 AI 算法，可以对更为复杂的水环境水质变化及其地球生物化学过程进行集成模拟，为水体水质保护与恢复提供重要的模型工具[20-22]。

（2）风险物质检测与毒性评估。将 AI 与光谱分析技术进行结合，是时下的研究热点。近红外光谱可用于快速检测生化需氧量等水体水质指标，而耦合以最小二乘支持向量机为代表的 AI 算法可以提升近红外光谱预测水质变化的准确性，为水污染的定量评估提供快捷方案[23]；将反向传播神经网络和 k 均值聚类算法应用于激光诱导击穿光谱分析，为高效、准确和低成本估算重金属等传统检测时间长、检测费用高的地表水水质必要指标提供了新的思路和方法[24]。与此同时，国内外也在探索将 AI 应用于环境毒理学研究，这为新型污染物的毒性预测与风险评估提供了经济、高效的新手段[25]。

（3）水质预警与污染应急方案构建。随着原位监测传感技术和设备的快速发展，基于深度神经网络的 AI 技术在空间大数据分析中开始发挥重要的作用，

ChinaXiv合作期刊

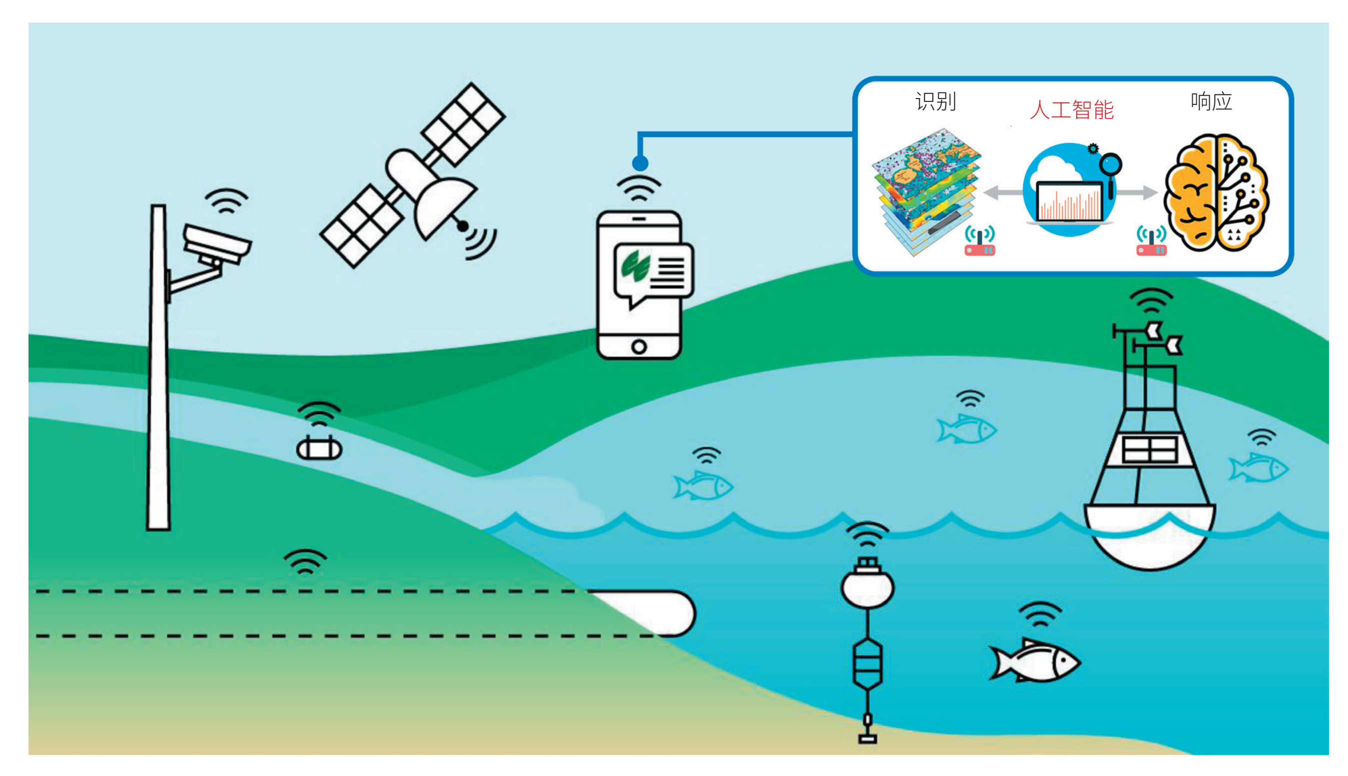


图 2　面向 AI 的水环境污染物识别与风险响应技术体系

这为优化水质监测布设方案、提高污染源解析能力、制定污染预警和应急防控体系等方面提供了有力的技术和决策支持[26-29]。

2.2 水质安全保障技术研发

随着水处理标准的不断提升，新型水质净化功能材料的设计与应用、污染物去除机制解析与高效技术研发、污染物定向资源能源转化和调控成为水处理领域的研究热点[30,31]。

（1）新型水质净化功能材料的设计与应用。基于AI的材料基因组学技术得到了快速发展，为环境友好新型功能材料的设计和开发提供了高效途径[32]。通过对材料开发过程的失败试验和历史数据进行反演学习[33]，再结合目标污染物特征，对新材料的成分与特性进行计算模拟和优化，有望摒弃传统以试错为核心的材料研发范式，这将极大地促进水质净化新材料的产业化发展（图3）。

（2）污染物去除机制解析与高效技术研发。与健康密切相关的药物和个人护理品、内分泌干扰素、持久性有机物等微污染物在市政水处理系统中的迁移转化机理是发展高效水处理技术的关键和难点[31,34]。随机森林、最小绝对值收敛和选择算子、前馈神经网络等AI算法的引入，非线性模拟与预测微污染物在水处理过程中的行为成为了可能，这为强化水处理技术提供了新方法[35,36]。随着基于宏基因组学和代谢组学等分子方法的污水生物处理机理研究不断深入[37,38]，如何从污水处理系统的微生物大数据中识别关键功能微生物，成为强化污水生物处理的核心难点。将AI技术与生物信息学结合[39]，为水处理系统的信息挖掘和微观解析提供了重要机遇，为阐明污水生物处理机理开辟了新途径（图4），但如何提高信息挖掘解析的准确性和可解释性仍是当前的主要难题。

（3）污染物定向资源能源转化与调控。水污染控制的核心范式逐渐从污染物去除向资源化和能源化转变[40]，而数字孪生等虚拟和增强现实的前沿AI技术将有望突破实时仿真同步调控水中污染物定向转移转化的技术难题，但仍有诸多关键技术难题有待突破[41]。

chinaXiv:202303.08927v1

ChinaXiv合作期刊

chinaXiv:202303.08927v1

2.3 涉水设施优化重构与集成管理

随着城市化进程的加快和社会经济的发展，城市水安全问题愈发凸显，主要表现在水污染频发、水资源短缺及水生态退化等方面[42]。城市是人类活动的中心，包含完整的水循环系统，体系庞大、过程复杂、涉水单元相互联系紧密、受人类活动影响显著是其主要特征[43]。但是，传统水系统工程以取水、供水和排水为分割化目标，对其研究和管理的范式既封闭也单一，缺乏从系统论和整体论的角度去优化、管理甚至重构能满足城市可持续发展的涉水设施新范式。若延续传统思路，从现在到未来很长一段时间内，城市水安全问题仍将难有实质性突破。

近 20 年，机理模型、传感器和集成分析等信息技术在水行业的兴起迭代与变革，尤其近几年 AI 的爆发式发展，为突破城市水系统的优化重构与集成管理瓶颈提供了关键性技术（图 5）。例如，将模拟退火算法等 AI 技术运用到排水系统的规划设计及雨水资源的利用管理，可以为排水系统的前瞻布局、优化设计与即时调控提供强大的科技支撑[44-46]。进一步地，通过构建基于遗传算法的二级优化调度模型，也可在实现城市用水量动态预测的基础上，优化供水能耗，实现供水系统运营成本的精准控制、过程能耗和碳排放的有效降低[47-49]。

近年来，AI 技术也被运用于城市水系统与水资源的集成管理与优化调控研究[50,51]；在不久的将来，将有望构建以 AI 为核心的下一代城市智慧水系统，以适应城市快速发展的需求变化。

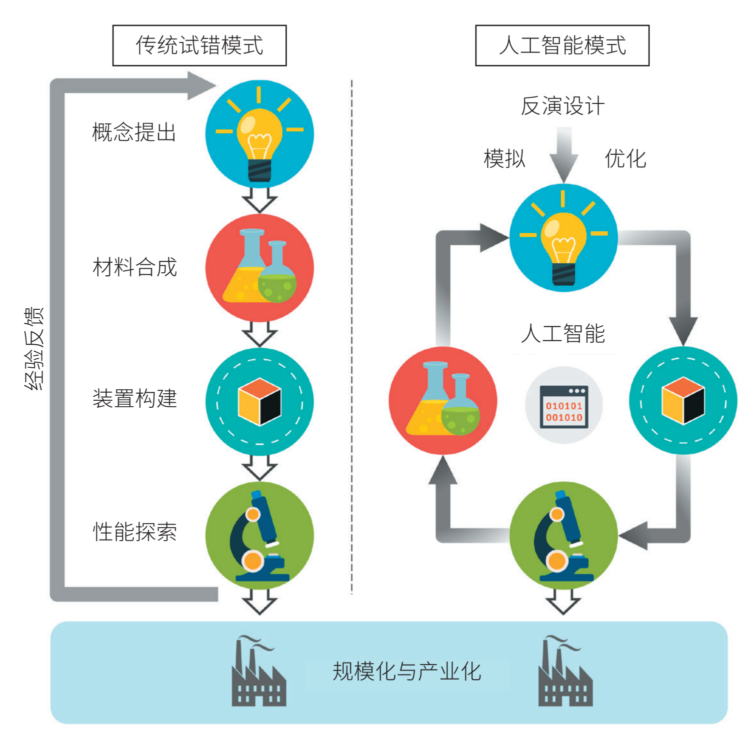


图 3　AI 辅助的环境功能新材料研发范式

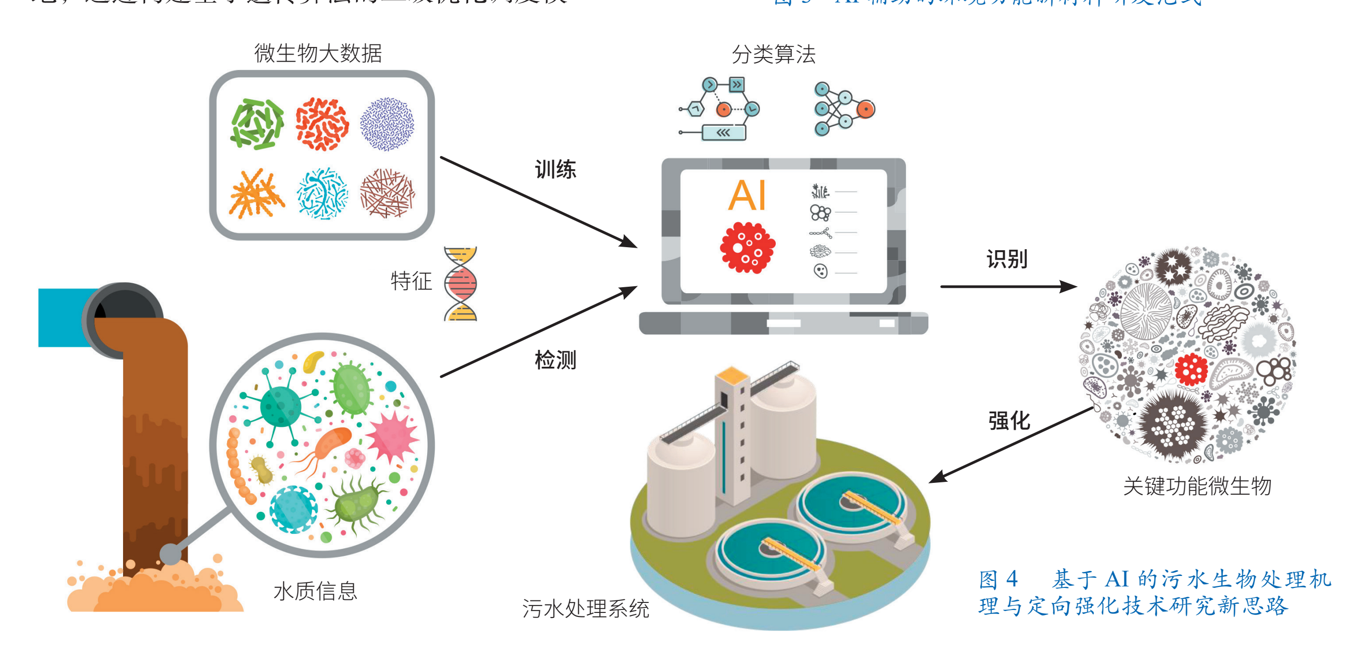


图 4　基于 AI 的污水生物处理机理与定向强化技术研究新思路

ChinaXiv合作期刊

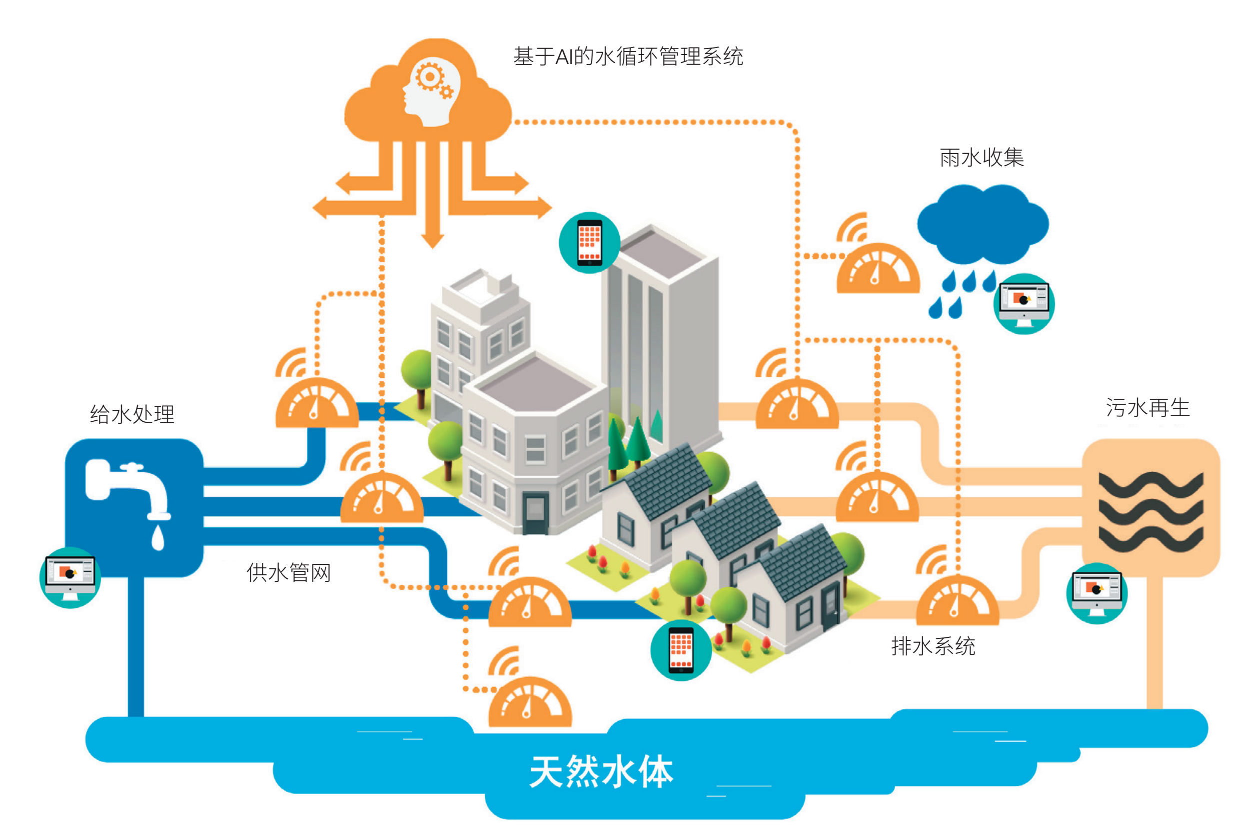


图 5　数据驱动的水循环集成管理与人工智能模式

2.4 流域生态系统过程模拟与统筹管理

水与环境过程是涉及地球多圈层、多过程、多尺度和多要素相互交叉作用的耦合过程，其机理复杂，涉及数据量大且多，是地球与生态环境领域的重大科学难题和研究前沿[52,53]。其中，流域生态系统作为水、土、气、生、人多要素互相作用形成的复杂系统，是自然和社会耦合系统的缩微[54]，也是探索水资源、水环境与水生态统筹管理的重要尺度[55]。保障流域生态系统健康对于实现 SDGs 具有重要的科学价值和实际意义。近年来，AI 技术与卫星通信、空间定位、遥感、地理信息系统等对地观测技术进行了有效融合，实现了地球科学大数据平台构建[56]，使自然降水[57]、水土流失[58]、冰川消融[59]等大尺度水文循环过程及其驱动因子得以实现科学模拟，从而为流域生态系统的过程解析与综合评估提供极为关键的数据基础。

进一步地，如何对自然-社会-经济系统互馈过程进行集成模拟[60,61]，是科学实现流域生态系统多过程、多要素统筹管理的关键，而 AI 的飞跃式发展可为此提供强大的技术支持。例如，随机森林、梯度增强回归树、回归向量机等 AI 算法可以快速学习并预测流域生态系统对集水区土地覆盖类型、营养盐等胁迫因子、植被季节性演化等动态因素的级联响应[62,63]，为决策者制定流域管理目标与治理措施提供便利。

未来，在地球科学大数据与社会经济指数相融合的基础上，对 AI 算法与气候变化和人类活动的物理模型进行集成[64-66]，在流域尺度上开展自然-社会-经济系统的综合调控研究，则有望突破绿色流域构建与统筹管理技术体系。

3 AI 在水与环境领域应用亟待解决的关键问题及对策建议

第 4 次工业革命势头强劲，以 AI 为核心的信息技术突飞猛进，为水与环境领域从传统的经验型、定

chinaXiv:202303.08927v1

ChinaXiv合作期刊

chinaXiv:202303.08927v1

性决策为主向精准型、定量智能决策转变提供了颠覆性发展的新机遇，为面向未来的健康、可持续、高弹性、智慧化水系统重构创造了可能。AI 技术的迅速进步，为水环境风险防控、水质安全保障及水系统优化管理等技术从微观到中观和宏观尺度的发展与应用注入了新的活力，从而为加速 SDG 6 目标进程带来了一系列积极效应。尽管如此，该过程也将面临诸多新挑战。纵观前述篇章所及的科学探索和实践，未来AI技术在水与环境领域深入应用仍有若干关键问题亟待解决。

（1）黑盒效应与算法可解释性。尽管以机器学习为突破口、以深度学习为实现方法的各种 AI 技术在水与环境领域中崭露出优异的预测性能，但其可解释性一直是推广应用的短板。例如，目前深度神经网络所具有的高判断能力是通过构造多层非线性映射函数进行逐层抽象而取得的，黑盒效应是其主要特征[67]；换言之，以数据驱动机器学习为核心的 AI 技术虽然可以实现感知、学习、行动甚至自主决策，但技术有效性主要受限于无法向使用者解释其分析和决策的合理性、评估其模型的优缺点、预测其在新任务上的普适性等问题，甚至无法确保其在未来应用中的安全性。另外，具有水环境相关学科背景的研究人员、工程师和管理者通常不具备 AI 领域的相关知识和技术经验，这使得他们在科学选择、综合评估及认知理解AI技术解决水与环境问题时面临较大困难，从而导致AI技术的实际价值未能得到充分发挥。建议：未来应加速突破具备可解释性的 AI 新技术，以及发展面向水与环境领域的 AI 技术系统构建理论与评估方法，这对促进 AI 技术在水与环境领域研究、应用及教育的全面发展具有重要意义。

（2）大规模算力与环境负效应。随着监测、传感和模型技术的不断发展，水工业的运营模式正逐步向数字化探索转型[68]，这意味着与水资源、水环境和水生态相关的数据体量正呈现急剧上涨的态势，而其中不乏存在数据不确定性、冗余性等问题[69]。AI 虽然有能力解决这些挑战，但未来随着水系统数据量的不断增大、数据不确定性的日益提高及数据间联系的愈发复杂化，基于 AI 的水与环境解决方案将消耗大量计算资源。此外，实现水循环系统的集成管理与协同调控也必须仰赖深度神经网络等算力密集型AI技术的应用，而大规模算力的发展是前提条件。然而，大型计算设施的建设和运行会消耗巨大的资源和能源，并产生碳排放等环境问题。有研究指出，目前流行的深度神经网络在海量训练过程中可排放超过 280 吨的二氧化碳当量，这是美国汽车平均生命周期内碳排放量的 5 倍[70]。美国环保署统计称，目前世界上建成数据中心的耗电量占全球总耗电量 3%，且耗电量正以每 4 年翻一番的速度快速增长；同时，信息与通信技术的温室气体排放量约占全球 2%，碳足迹的贡献与民航业碳排放量总和持平[71,72]。AI 的粗放型应用，将可能加重全球能源危机与气候变化，甚至对生态环境系统产生未知的溢出效应，从而对能源和气候相关 SDGs 目标的落实产生不利影响。实际上，人脑在进行感知和认知时，不仅要处理当前数据，还需调动大脑存储的相关知识进行理解和推理，但该过程消耗的卡路里远小于训练 AI 模型所需电耗[73]。在机器学习过程中引入人脑存储的水和环境领域知识进行数据初筛与研判，可以减少不必要的算力密集型过程，这有利于减少 AI 应用时的能耗和碳排放等问题。建议：未来应强化 AI 技术同水与环境领域知识的深度融合，发展基于 AI 算力最小化的水循环管理与风险防控体系和模式，在解决水与环境问题的同时，减少甚至避免不必要的溢出效应。

（3）数据有效性与标准化。AI 作为数据驱动型新技术，若期望其效能在水与环境领域得以发挥，另一重要基础在于确保数据体量和质量的有效性。目前，全球水业正呼吁和尝试推动数字化运营模式转型[74]，尤其是强调给水处理、污水处理及供排水过

ChinaXiv合作期刊

chinaXiv:202303.08927v1

程中水量、水质和能耗等基础数据的监测分析，这为AI应用创造了有利条件。但对于绝大多数国家和地区而言，城镇水处理系统的水量和水质等基础数据普遍依赖人工记录，数据即时性和有效性较差；而污染物在水系统中的迁移转化过程瞬息万变，仅依靠人工记录数据很难反馈水系统的即时状况，若以此训练AI算法，其结果势必与实况存在巨大偏差而导致预测性能不高。近几年，水量、水质和能耗等在线监测传感设备及物联网技术的快速发展[75]，为解决数据即时性和有效性的瓶颈带来了机遇。尽管如此，目前国际上在数据质量、接口和协议等方面仍未统一标准，这也是未来以AI为核心的新一代水系统与智慧城市体系进行融合亟待解决的关键核心问题。**建议：**未来应大力发展水与环境领域的数据在线监测与传感技术，落实数据质量、接口和协议的标准化；与此同时，在不同国家和地区的发展水平、人力和物力投入仍存在差异的前提下，突破当前水系统可用数据量普遍较小的约束，研发基于小数据样本的AI算法和技术系统是当下发展的权宜方向。

（4）限域应用及不平等性问题。实现公平性是SDGs追寻的共同目标，而AI技术的限域应用和推广，可能会导致全球不同国家和地区在水与环境治理方面出现甚至加剧不平等性问题[76,77]。AI被认为是21世纪的三大尖端科技之一，但目前无论是与AI相关的知识教育、技术研发还是实际应用，均多见于发达国家。尤其在涉及跨境流域水资源管理方面，发达国家利用其AI优势可增强国家层面的水资源管理与调度能力建设，使其在跨境流域管理中占据研判先机与话语权，从而有能力制约发展中国家和地区的水资源利益分配，这无疑与联合国SDGs实现公平性的目标背道而驰[78]。**建议：**结合发展中国家和地区在水与环境领域的共性问题和重大挑战，开展国际科技、教育与投资合作，帮助发展中国家和地区在AI等新兴领域部署能力建设，突破因尖端科技限域应用而带来的不平等性问题。

4 未来展望

以落实推进联合国面向2030年的SDGs为宗旨，利用AI等新兴信息技术，以数字化、智慧化为模式，实现城市或城市群水循环的全系统管理及环境风险的高效防控，是环境工程学科的重要研究方向和前沿。机遇与挑战并存，深化AI技术在水与环境污染防控、水质安全保障、涉水设施优化重构、绿色流域构建等方向应用的过程中，要强化数据驱动算法与领域知识引导的结合。在确保模型预测准确性的基础上增强模型可解释性，发展面向AI算力最小化的水系统管理与风险防控技术体系和运营模式。形成标准化的模型算法、数据质量和接口协议的构建理论与效应评估方法，在解决水与环境问题的同时，减少以致避免不必要的溢出效应。关注AI技术在发展中国家，尤其是“一带一路”沿线欠发达国家和地区水与环境治理能力建设中的角色地位，减少因AI限域应用而带来全球治理的不平等性问题。展望未来，通过水与环境领域和AI领域的融合创新与协同发展，有望在全球范围内重构健康、可持续、高弹性和智慧化的下一代水循环系统，以满足增进全人类福祉和保护水生态环境的重大需求。

参考文献

1 Larsen T A, Hoffmann S, Luthi C, et al. Emerging solutions to the water challenges of an urbanizing world. Science, 2018, 352: 928-933.

2 United Nations. Tansforming Our World: The 2030 Agenda for Sustainable Development. New York: United Nations, 2015.

3 Perrault R, Shoham Y, Brynjolfsson E, et al. The AI Index 2019 Report. Palo Alto: Stanford University, 2019.

4 United Nations. Sustainable Development Goal 6: Synthesis report on water and sanitation 2018. New York: United

ChinaXiv合作期刊

chinaXiv:202303.08927v1

Nations, 2018.

5 Kroll C, Warchold A, Pradhan P. Sustainable Development Goals (SDGs): Are we successful in turning trade-offs into synergies? Palgrave Communications, 2019, 5: 1-11.

6 Mulligan M, van Soesbergen A, Hole D G, et al. Mapping nature's contribution to SDG 6 and implications for other SDGs at policy relevant scales. Remote Sensing of Environment, 2020, 239: 111671.

7 Nerini F F, Tomei J, To L S, et al. Mapping synergies and trade-offs between energy and the Sustainable Development Goals. Nature Energy, 2018, 3: 10-15.

8 United Nations. The Sustainable Development Goals Report 2019. New York: United Nations, 2019.

9 United Nations-Water. Integrated monitoring guide for Sustainable Development Goal 6 on water and sanitation - Targets and global indicators. New York: UN-Water, 2017.

10 WHO-UNICEF. Progress on Household Drinking Water, Sanitation and Hygiene 2000-2017: Special Focus on Inequalities. Geneva: WHO-UNICEF, 2019.

11 Big Earth Data Program Chineses Academy of Sciences. Big Earth Data in Support of the Sustainable Development Goals. Beijing: Big Earth Data Program Chineses Academy of Sciences, 2019.

12 Daigger G T, Sharvelle S, Arabi M, et al. Progress and promise transitioning to the one water/resource recovery integrated urban water management systems. Journal of Environmental Engineering, 2019, 145(10): 04019061.

13 刘俊新, 王旭. 城市污水处理的多目标管理. 给水排水, 2015, 41(9): 1-3.

14 Wang X, Daigger G, Lee D J, et al. Evolving wastewater infrastructure paradigm to enhance harmony with nature. Science Advances, 2018, 4(8): eaaq0210.

15 Johnson A C, Jin X W, Nakada N, et al. Learning from the past and considering the future of chemicals in the environment. Science, 2020, 367: 384-387.

16 Guitton M J. The water challenges: Alternative paths to trigger large-scale behavioural shifts. The Lancet Planetary Health, 2017, 1(2): e46-e47.

17 张昱, 唐妹, 田哲, 等. 制药废水中抗生素的去除技术研究进展. 环境工程学报, 2018, 12 (1): 1-4.

18 Stephen L, Danny K, Artificial Intelligence in the 21st Century. 3rd ed. Virginia: Mercury Learning & Information, 2020: 750.

19 Zhang Y S, Wu L, Ren H Z, et al. Mapping water quality parameters in urban rivers from hyperspectral images using a new self-adapting selection of multiple artificial neural networks. Remote Sensing, 2020, 12(2): 336.

20 Chen K Y, Chen H X, Zhou C L, et al. Comparative analysis of surface water quality prediction performance and identification of key water parameters using different machine learning models based on big data. Water Research, 2020, 171: 115454.

21 Chou J S, Ho C C, Hoang H S. Determining quality of water in reservoir using machine learning. Ecological Informatics, 2018, 44: 57-75.

22 García Nieto P J, García-Gonzalo E, Alonso Fernández J R, et al. Water eutrophication assessment relied on various machine learning techniques: A case study in the Englishmen Lake (Northern Spain). Ecological Modelling, 2019, 404: 91-102.

23 Chen H Z, Xu L L, Ai W, et al. Kernel functions embedded in support vector machine learning models for rapid water pollution assessment via near-infrared spectroscopy. Science of the Total Environment, 2020, 714: 136765.

24 Zhang X L, Zhang F, Kung H, et al. Estimation of the Fe and Cu contents of the surface water in the Ebinur Lake Basin based on LIBS and a machine learning algorithm. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2018, 15(11): 2390.

25 Miller T H, Gallidabino M D, MacRae J I, et al. Machine

ChinaXiv合作期刊

learning for environmental toxicology: A call for integration and innovation. Environmental Science & Technology, 2018, 52(22): 12953-12955.

26 Hino M, Benami E, Brooks N. Machine learning for environmental monitoring. Nature Sustainability, 2018, 1(10): 583-588.

27 Jia X L, Hu B F, Marchant B P, et al. A methodological framework for identifying potential sources of soil heavy metal pollution based on machine learning: A case study in the Yangtze Delta, China. Environmental Pollution, 2019, 250: 601-609.

28 Ballesté E, Belanche-Muñoz L A, Farnleitner A H, et al. Improving the identification of the source of faecal pollution in water using a modelling approach: From multi-source to aged and diluted samples. Water Research, 2020, 171: 115392.

29 Bonansea M, Ledesma C, Rodriguez C, et al. Water quality assessment using multivariate statistical techniques in Río Tercero Reservoir, Argentina. Hydrology Research, 2015, 46(3): 377-388.

30 Zodrow K R, Li Q, Buono R M, et al. Advanced materials, technologies, and complex systems analyses: Emerging opportunities to enhance urban water security. Environmental Science & Technology, 2017, 51(18): 10274-10281.

31 曲久辉, 赵进才, 任南琪, 等. 城市污水再生与循环利用的关键基础科学问题. 中国基础科学, 2017, (1): 6-12.

32 de Luna P, Wei J N, Bengio Y, et al. Use machine learning to find energy materials? Nature, 2017, 552(7683): 23-27.

33 Smith A, Keane A, Dumesic J A, et al. A machine learning framework for the analysis and prediction of catalytic activity from experimental data. Applied Catalysis B: Environmental, 2020, 263: 118257.

34 许国栋, 张婧怡, 陈珺, 等. 城市污水处理微污染物的挑战与对策. 给水排水, 2016, 52: 40-44.

35 Kulkarni P, Chellam S. Disinfection by-product formation following chlorination of drinking water: Artificial neural network models and changes in speciation with treatment. Science of the Total Environment, 2010, 408(19): 4202-4210.

36 Raza A, Bardhan S, Xu L, et al. A machine learning approach for predicting defluorination of Per- and Polyfluoroalkyl Substances (PFAS) for their efficient treatment and removal. Environmental Science & Technology Letters, 2019, 6(10): 624-629.

37 Han Z, An W, Yang M, et al. Assessing the impact of source water on tap water bacterial communities in 46 drinking water supply systems in China. Water Research, 2020, 172: 115469.

38 张冰, 吴林蔚, 文湘华. 全国城市污水处理厂中微生物群落的溯源分析. 环境科学, 2019, 40(8): 3699-3705.

39 Lesnik K L, Liu H. Predicting microbial fuel cell biofilm communities and bioreactor performance using artificial neural networks. Environmental Science & Technology, 2017, 51(18): 10881-10892.

40 Wang X, McCarty P L, Liu J, et al. Probabilistic evaluation of integrating resource recovery into wastewater treatment to improve environmental sustainability. PNAS, 2015, 112(5): 1630-1635.

41 Zhao L, Dai T, Qiao Z, et al. Application of Artificial Intelligence to wastewater treatment: A bibliometric analysis and systematic review of technology, economy, management, and wastewater reuse. Process Safety and Environmental Protection, 2020, 133: 169-182.

42 Rodell M, Famiglietti J S, Wiese D N, et al. Emerging trends in global freshwater availability. Nature, 2018, 557(7707): 651-659.

43 Daigger G T, Murthy S, Love N G, et al. Transforming environmental engineering and science education, research, and practice. Environmental Engineering Science, 2017, 34(1): 42-50.

44 Hassan W H, Jassem M H, Mohammed S S. A GA-HP model

chinaXiv:202303.08927v1

ChinaXiv合作期刊

chinaXiv:202303.08927v1

for the optimal design of sewer networks. Water Resources Management, 2018, 32(3): 865-879.

45 Ogidan O, Giacomoni M. Multiobjective genetic optimization approach to identify pipe segment replacements and inline storages to reduce sanitary sewer overflows. Water Resources Management, 2016, 30(11): 3707-3722.

46 Cunha M C, Zeferino J A, Simões N E, et al. Optimal location and sizing of storage units in a drainage system. Environmental Modelling & Software, 2016, 83: 155-166.

47 Abba S, Pham Q B, Usman A G, et al. Emerging evolutionary algorithm integrated with kernel principal component analysis for modeling the performance of a water treatment plant. Journal of Water Process Engineering, 2020, 33: 101081.

48 Bi W, Dandy G C, Maier H R. Improved genetic algorithm optimization of water distribution system design by incorporating domain knowledge. Environmental Modelling and Software, 2015, 69: 370-381.

49 Zhang Y Y, Gao X, Smith K, et al. Integrating water quality and operation into prediction of water production in drinking water treatment plants by genetic algorithm enhanced artificial neural network. Water Research, 2019, 164: 114888.

50 Vamvakeridou-Lyroudia L S, Chen A S, Khoury M, et al. Assessing and visualising hazard impacts to enhance the resilience of critical infrastructures to urban flooding. Science of the Total Environment, 2020, 707: 136078.

51 Sayers W, Savic D, Kapelan Z. Performance of LEMMO with artificial neural networks for water systems optimisation. Urban Water Journal, 2019, 16(1): 21-32.

52 Reichstein M, Camps-Valls G, Stevens B, et al. Deep learning and process understanding for data-driven Earth system science. Nature, 2019, 566(7743): 195-204.

53 夏军, 谈戈. 全球变化与水文科学新的进展与挑战. 资源科学, 2002: 1-7.

54 陈发虎, 傅伯杰, 夏军, 等. 近70年来中国自然地理与生存环境基础研究的重要进展与展望. 中国科学: 地球科学, 2019, 49(11): 1659-1696.

55 刘昌明, 梁康. 作为水文科学基本理论的水循环研究若干探讨// 中国水文科技新发展——2012中国水文学术讨论会. 南京: 河海大学出版社, 2012: 4.

56 郭华东. 地球大数据科学工程. 中国科学院院刊, 2018, 33(8): 818-824.

57 Pope A J, Gimblett R. Linking Bayesian and agent-based models to simulate complex social-ecological systems in semi-arid regions. Frontiers in Environmental Science, 2015, 3: 55.

58 Shi Z H, Ai L, Li X, et al. Partial least-squares regression for linking land-cover patterns to soil erosion and sediment yield in watersheds. Journal of Hydrology, 2013, 498: 165-176.

59 纪鹏, 郭华东, 张露. 近20年西昆仑地区冰川动态变化遥感研究. 国土资源遥感, 2013, 25: 93-98.

60 Schluter M, Baeza A, Dressler G, et al. A framework for mapping and comparing behavioural theories in models of social-ecological systems. Ecological Economics, 2017, 131: 21-35.

61 傅伯杰. 联合国可持续发展目标与地理科学的历史任务. 科技导报, 2020, 38: 19-24.

62 Sinha J, Jha S, Goyal M K. Influences of watershed characteristics on long-term annual and intra-annual water balances over India. Journal of Hydrology, 2019, 577: 123970.

63 Valerio C, De Stefano L, Martínez-Muñoz G, et al. A machine learning model to assess the ecosystem response to water policy measures in the Tagus River Basin (Spain). Science of the Total Environment, 2020: 141252.

64 Giri S, Arbab N N, Lathrop R G. Assessing the potential impacts of climate and land use change on water fluxes and sediment transport in a loosely coupled system. Journal of Hydrology, 2019, 577: 123955.

65 Liao H, Sarver E, Krometis L A H. Interactive effects of water quality, physical habitat, and watershed anthropogenic

ChinaXiv合作期刊

activities on stream ecosystem health. Water Research, 2018, 130: 69-78.

66 Romulo C L, Posner S, Cousins S, et al. Global state and potential scope of investments in watershed services for large cities. Nature Communications, 2018, 9(1): 4375.

67 Jordan M I, Mitchell T M. Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. Science, 2015, 349(6245): 255-260.

68 Will S, Cassidy W, Randolf W, et al. Digital Water: Industry Leaders Chart the Transformation Journey. London: International Water Association and Xylem Inc., 2019.

69 Hoffmann S, Feldmann U, Bach P M, et al. A research agenda for the future of urban water management: Exploring the potential of nongrid, small-grid, and hybrid solutions. Environmental Science & Technology, 2020, 54(9): 5312-5322.

70 Strubell E, Ganesh A, McCallum A. Energy and Policy Considerations for Deep Learning in NLP// Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Florence: Association for Computational Linguistics, 2019: 3645-3650.

71 UN Environment Programme. Smart 2020: Enabling the low carbon economy in the information age. Nairobi: UN Environment Programme, 2008.

72 Whitehead B, Andrews D, Shah A, et al. Assessing the environmental impact of data centres part 1: Background, energy use and metrics. Building and Environment, 2014, 82: 151-159.

73 Raissi M, Perdikaris P, Karniadakis G E. Physics informed deep learning (part I): Data-driven solutions of nonlinear partial differential equations. arXiv, 2017: 1711.10561.

74 Blumensaat F, Leitao J P, Ort C, et al. How urban storm- and wastewater management prepares for emerging opportunities and threats: Digital transformation, ubiquitous sensing, new data sources, and beyond - A horizon scan. Environmental Science & Technology, 2019, 53(15): 8488-8498.

75 Eggimann S, Mutzner L, Wani O, et al. The potential of knowing more: A review of data-driven urban water management. Environmental Science & Technology, 2017, 51(5): 2538-2553.

76 Perrault R, Shoham Y, Brynjolfsson E, et al. AI Now Report 2018. New York: AI Now Institute, 2018.

77 Swathi B, S. Shoban B, Monelli A. Artificial Intelligence: Characteristics, subfields, techniques and future predictions. Journal of Mechanics of Continua and Mathematical Sciences, 2019, 14: 127-135.

78 Rai S P, Sharma N, Lohani A K. Risk assessment for transboundary rivers using fuzzy synthetic evaluation technique. Journal of Hydrology, 2014, 519: 1551-1559.

chinaXiv:202303.08927v1

ChinaXiv合作期刊

Perspective and Prospects on Applying Artificial Intelligence to Address Water and Environmental Challenges of 21st Century

WANG Xu[1,2*] WANG Zhaoyue[1] PAN Yirong[1,3] LUO Yuli[1,3] LIU Junxin[1] YANG Min[4*]

（1 State Key Laboratory of Environmental Aquatic Chemistry, Research Center for Eco-Environmental Sciences, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100085, China;

2 Yangtze River Delta Branch, Research Center for Eco-Environmental Sciences, Chinese Academy of Sciences, Yiwu 322000, China;

3 College of Resources and Environment, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

4 Key Laboratory of Drinking Water Science and Technology, Research Center for Eco-Environmental Sciences, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100085, China）

Abstract One of the most pervasive challenges affecting human and planetary well-being is inadequate access to clean water and sanitation. Problems with water are expected to become worse in the coming decades, with water scarcity occurring globally, in the face of ever-growing populations, intensive human activities, and climatic variation. Addressing the aforementioned water security has been achieved consensus and has been included into the sustainable development goals (SDGs) set by the United Nations' Agenda 2030. Despite these ample opportunities, it remains challenging to create reliable, sustainable, and affordable solutions to providing universal access to clean water and sanitation. In this context, the emerging artificial intelligence (AI) technology can be an attractive solution to help with this challenge. We summarized the core of the SDGs-Goal 6 (Clean Water and Sanitation) and the problems encountered during the progress to date. Building upon which, we conducted a literature review and provided a state-of-the-art analysis of leveraging AI to help achieving SDGs-Goal 6 alongside the resultant impacts. Afterwards, we highlighted the key issues necessary to be tackled in the coming years if AI is expected to be well applied with its maximum benefits. Plus, we put forward the prospects of future efforts on this revolution.

Keywords sustainable development goals (SDGs), water security, water environment, water system, sustainable management, artificial intelligence (AI)



王 旭 中国科学院生态环境研究中心副研究员。国家自然科学基金委员会优秀青年科学基金获得者，北京市科技新星，中国科学院青年创新促进会会员。兼任科学20国集团（S20）重要议题委员会委员、国际水协会“未来城市计划”专家指导委员会常委等。近年来运用大数据和机器学习方法探索水系统与全球变化的前沿科学问题，在*PNAS*、*Nature Communications*、*Science Advances*等期刊发表多篇高水平研究论文，获MIT Technology Review中国科技创新青年奖、国际水协会首创水星奖（科学创新金奖）。E-mail: xuwang@rcees.ac.cn

WANG Xu Associate Professor of the Research Center for Eco-Environmental Sciences, Chinese Academy of Sciences (CAS), Beijing, China. Dr. Wang is an elected Excellent Young Scientist of the National Natural Science of Foundation of China. He has also been awarded several other fellowships/memberships, including Beijing Young Talents, Beijing Nova, and Youth Innovation Promotion

*Corresponding author

chinaXiv:202303.08927v1

ChinaXiv合作期刊

Association, CAS. In recent years, his research interests relate to broad water systems and in areas associated with data-driven, interdisciplinary explorations, and his research has appeared on prestigious scientific venues like *PNAS*, *Nature Communications*, and *Science Advances*. In addition, he has received several awards for his research excellence such as the prestigious MIT Technology Review Innovators under 35 China. Dr. Wang is currently a Task Force Member of Science 20, and getting involved with Steering Committee of the International Water Association Cities of the Future Program and other international and national professional activities. E-mail: xuwang@rcees.ac.cn



杨 敏 中国科学院生态环境研究中心副主任、研究员。国家自然科学基金委员会杰出青年科学基金获得者。主要从事水中有害物质的识别、转化机制与控制技术研究，在工业废水处理、抗生素及抗药基因环境传播阻断、饮用水水质风险评价与控制等方面取得系列研究成果。E-mail: yangmin@rcees.ac.cn

YANG Min Professor and Deputy Director of Research Center for Eco-Environmental Sciences, Chinese Academy of Sciences (CAS). Dr. Yang is an elected Distinguished Young Scholar of the National Natural Science Foundation of China. His research interests cover identification, transformation, and safe control of toxic substances alongside water and wastewater management services. Specifically, Dr. Yang's research efforts are devoted to dealing with grand challenges in industrial wastewater treatment, antibiotics and resistant genes reduction in natural environments, drinking water quality risk assessment and management, among many others. E-mail: yangmin@rcees.ac.cn

■责任编辑：文彦杰

chinaXiv:202303.08927v1